

**Análise do Sistema de *Matchmaking* utilizando modelagem DEA aplicada a *E-Sports*****Nicholas Passy**Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro  
Rua Marques de São Vicente, 225, Gávea, 22451-900, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.  
nicholaspassy@gmail.com**Maria Cecília Carvalho Chaves**Universidade Federal do Rio de Janeiro  
Av. Pasteur, 250, Urca, 22290-240, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.  
mceciliachaves@ufrj.br**Eliane Ribeiro Pereira**Universidade Federal do Rio de Janeiro  
Av. Pasteur, 250, Urca, 22290-240, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.  
egribeiro@ufrj.br**RESUMO**

O ambiente competitivo online tem atingido mais de 20 milhões de jogadores no mundo, em torneios milionários. Gênero bastante popular, com milhões de jogadores conectados simultaneamente, os *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBAs) ainda são relativamente novos e enfrentam uma grande dificuldade - a necessidade de formação automática de times, com jogadores que não se conhecem e precisam possuir habilidades similares, para evitar grandes discrepâncias. O método, adaptado de campeonatos de xadrez, tem duas grandes desvantagens usar o número de vitórias e derrotas de cada jogador, ao invés das próprias variáveis das partidas; e a pouca relevância dada ao fato de os MOBAs serem jogados por times. Este trabalho utiliza o método DEA (*Data Envelopment Analysis*) para propor uma nova classificação para os jogadores, discutindo possíveis discrepâncias existentes na classificação atual e sua influência sobre os jogadores.

**PALAVRAS CHAVE.** DEA. Matchmaking. E-Sports.**ABSTRACT**

The online competitive environment has reached over 20 million players around the world in millionaires tournaments. A quite popular genre, with millions of players connected simultaneously, the "Multiplayer Online Battle Arena" (MOBAS) are still relatively new and face a great difficulty - the necessity for automatic formation of teams with players who do not know each other and need to have similar skills to avoid large discrepancies. The method, adapted from Chess Championships, has two major drawbacks - use the number of wins and losses of each player, instead of the own matches variables, and the little relevance given to the fact that MOBAs be played by teams. This paper uses the DEA (*Data Envelopment Analysis*) system to propose a new ranking for the players, discussing possible discrepancies in the current classification and its influence on the players. **KEYWORDS:** DEA, Matchmaking, E-Sports.

**KEYWORDS.** Multicriteria. MACBETH. Soccer.

## 1. Introdução

Atualmente, o gênero MOBA, “*Multiplayer Online Battle Arena*”, também conhecido como ARTS, “*Action Real-Time Strategy*” se tornou um dos gêneros mais populares no ambiente *online* e competitivo, superando a marca de 20 milhões de jogadores ao redor do mundo e sendo responsável por diversos torneios e campeonatos com prêmios milionários (DIGITALTRENDS, 2011).

Entretanto, este é um gênero relativamente recente, tendo seus primórdios em uma modificação chamada “*Aeon of Strife*” dos mapas originais do jogo *Starcraft*. A primeira versão que realmente se tornou popular foi outra modificação do jogo, conhecida como DOTA, “*Defense of the Ancients*”, para o jogo *Warcraft III*. Esta versão também foi criada por usuários comuns em 2003, utilizando apenas os editores de mapa que vinham para customizar a experiência do jogo. A versão DOTA cresceu rapidamente em popularidade, principalmente no meio competitivo, fazendo parte de vários torneios de *e-Sports* internacionais em 2005, incluindo o *BlizzCon* e o consagrado *World Cyber Games*, considerado como as Olimpíadas dos jogos *online* (EUROGAMER, 2011).

DOTA continua sendo extremamente popular, apesar de ser oferecido gratuitamente e ainda ser apenas uma versão relativamente simples de *Warcraft III*, tendo milhões de jogadores ao redor do mundo, principalmente na Ásia, no Leste Europeu e na América do Sul.

Com a crescente popularidade, várias empresas tentaram monetizar o gênero de alguma forma, fosse criando ferramentas e interfaces para facilitar o encontro *online* dos jogadores de DOTA ou até mesmo suas próprias versões do jogo. A primeira e mais popular versão do jogo foi *League of Legends*, lançado em 2009. Foi o primeiro jogo criado pela *Riot Games*, empresa iniciante no mercado de games.

*League of Legends*, mais popularmente conhecido como LoL, rapidamente se tornou um dos jogos *online* mais populares do mundo na atualidade, com mais de 15 milhões de jogadores registrados (EUROGAMER, 2011). O sucesso de LoL foi tão grande que fez com que a *Riot Games* entrasse para a lista das 100 *startups* mais valiosas do mundo em 2010, gerando receitas de cerca de US\$50 milhões em seu primeiro ano completo, com um valor de mercado de US\$250 milhões (BUSINESSINSIDER, 2010).

Não apenas empresas iniciantes como a *Riot Games* tentaram entrar nesse mercado. Grandes e consagradas empresas, como a *Valve* e a *Blizzard*, duas das maiores desenvolvedoras de jogos do mundo, estão tentando cada uma se inserir nesta promissora área, com suas respectivas mega-produções, “*DOTA 2*” e “*Blizzard DOTA*”.

Apesar do interesse no gênero de tais gigantes da indústria, e do fato de que empresas pequenas e iniciantes como a *Riot Games* conseguiram crescer rapidamente ao capitalizar em cima dos MOBAs eficientemente, ainda existem diversos problemas com tais jogos, decorrentes do fato do gênero ser tão recente. Justamente por ser algo novo, a penetração no mercado se torna mais difícil. Atingir novos jogadores se torna mais complicado, ainda mais quando tais jogadores nunca experimentaram nada parecido antes. Deve-se, portanto, dar uma consideração à acessibilidade do jogo, o que implica em partidas entre jogadores de mesma habilidade, para evitar que jogadores muito habilidosos prejudiquem a experiência de jogadores iniciantes e vice-versa.

### 1.2 O problema

MOBAs são jogos exclusivamente jogados em equipes. Estas equipes são formadas por jogadores que podem se conhecer ou não, mas que, mesmo não tendo nenhum contato prévio, necessitam de certo grau de trabalho em conjunto para chegar aos objetivos finais.

Essa é uma característica que torna os MOBAs tão diferentes de outros gêneros mais desenvolvidos no ambiente *online*, como os jogos de tiro ou de estratégia, onde, ou os jogos são realizados entre apenas um jogador de cada lado, ou os times padecem de uma organização formal, com os objetivos individuais sendo mais valorizados pelos sistemas dos jogos do que as metas dos times.

Os MOBAs têm os resultados individuais intrinsicamente atrelados à vitória do time como um todo. E esta característica, aliada ao fato de que as partidas são de longa duração (podendo levar até mesmo mais de uma hora cada uma) e que não podem ser abandonadas por nenhum jogador antes do final, faz com que haja uma necessidade forte de que a partida seja “justa”, ou seja, os jogadores tenham um nível de habilidade condizente uns com os outros. Se apenas um dos jogadores possuir um nível de habilidade muito diferente dos demais, seja para mais ou para menos, isso já acarreta em problemas no jogo, que farão com que a partida fique desbalanceada, frustrando não só o jogador discrepante, mas também todos os outros participantes.

Para reduzir a diferença entre os jogadores, é desenvolvido um sistema chamado *Matchmaking*, com o objetivo de tornar as partidas mais agradáveis para todos. Este sistema faz com que cada jogador receba uma pontuação e determine sua posição em um ranking. Poucos algoritmos foram criados para definir tal pontuação, sendo que a maioria deles é baseada no sistema ELO, criado originalmente para competições de Xadrez. Este sistema foi adaptado para as mais diversas competições, desde futebol internacional, até os *e-Sports*.

O sistema *Matchmaking*, apesar de ser um forte indicador da real habilidade de um jogador, muitas vezes comete erros crassos, pois se baseia apenas no número de vitórias e derrotas de cada jogador (e contra quem foram tais partidas). Fatores e variáveis internas do jogo são ignorados, muitas vezes em prol da simplicidade do algoritmo.

Em esportes individuais, a habilidade de um jogador tem uma correlação direta com suas chances de vitória. Entretanto, em um esporte baseado em equipes, a habilidade da equipe inteira precisa ser considerada. Portanto, se uma equipe com diversos jogadores considerados abaixo da média, e apenas um considerado acima da média, enfrentar uma equipe mediana, a equipe mediana terá uma chance acentuada de vencer o confronto, o que penalizará incorretamente o jogador acima da média, pois dificilmente este conseguiria levar o seu time à vitória baseado apenas nas suas habilidades. Como as variáveis internas do jogo não são consideradas no resultado final, pois o sistema ELO apenas considera a vitória ou a derrota, tal jogador é rebaixado no sistema de pontuações, o que fará com que ele seja pareado pelo *Matchmaking* com times ainda piores, ficando mais longe a cada partida do seu ambiente ideal de competitividade.

Portanto, este trabalho tem por objetivo realizar uma análise crítica de uma amostra composta por 64 jogadores, comparando seus respectivos ELOs com um *ranking* de eficiência gerado pela metodologia DEA, levando em conta diversas variáveis internas de cada partida, de forma a comparar os resultados obtidos em cada metodologia e identificar possíveis discrepâncias na metodologia atualmente utilizada.

## 2. Jogos

### 2.1 Características Gerais

Os MOBAs constituem um gênero muito específico de jogo, que, apesar de possuírem certo grau de flexibilidade em sua mecânica geral, geralmente seguem padrões e conceitos básicos (ALTEREDGAMER, 2012).

O conceito mais importante, comum a todas as versões já desenvolvidas do jogo é a de que as partidas são independentes umas das outras. Todos os jogadores começam no mesmo nível no começo do jogo e, após o seu término, com os vencedores e perdedores definidos, nada mais é aproveitado, ou seja, a próxima partida não terá relação nenhuma com a anterior.

Outra característica muito presente é o do controle pelo jogador de apenas um personagem. Em algumas poucas exceções, pode ocorrer do personagem controlar alguma subunidade pertencente a seu personagem, mas são sempre controles temporários, sendo sempre o mais importante o personagem principal.

Este foco em apenas um personagem leva a outro conceito importante, o da progressão. Apesar de todos os jogadores começarem com forças iguais, ao longo do jogo esta paridade vai se desfazendo, baseada nos resultados individuais dos jogadores. Através do acúmulo de pontos, ato conhecido como *farming*, os jogadores melhoram seus personagens, em velocidades

diferentes, até que a discrepância entre os dois times se torne grande o suficiente para que os confrontos entre os times se definam.

Por fim, o último conceito básico nos MOBAs é o de que os jogadores se dividem em dois times. A quantidade de jogadores em cada time costuma variar, sendo na maioria dos jogos 5 contra 5. Os times não só são compostos pelos personagens controlados pelos jogadores, mas também por unidades neutras, controladas pelo computador. O *farming* dos pontos é feito através tanto da vitória sobre jogadores oponentes como também através do ataque a unidades neutras.

Diversas empresas se utilizaram destes padrões e, com um toque de flexibilidade, criaram as suas versões do gênero. A versão tradicional de maior sucesso no Ocidente até o momento se chama *League of Legends*. Utilizando-se das metodologias usadas no jogo original, com mínimas alterações, *League of Legends* conseguiu popularizar o gênero nos Estados Unidos e na Europa Ocidental. As particularidades desta versão serão explicitadas na seção a seguir.

## 2.2 League of Legends

As partidas de *League of Legends*, mais conhecido como *LoL*, consistem de 10 jogadores, 5 no time azul e 5 no time roxo, tentando destruir a unidade que se situa no centro da base do time oponente, conhecida como *Nexus*.

Para realizar tal feito, cada um dos jogadores controla uma unidade independente chamada *Champion*, cuja força no jogo progride com o passar do tempo. Essa progressão ocorre baseada em micro eventos que proporcionam ao *Champion* dois tipos de pontuação: Experiência e Dinheiro.

Os pontos de Experiência, após atingirem certos limiares, permitem ao jogador a alocação de uma nova habilidade ao seu *Champion* ou o aumento do poder de uma habilidade já existente. Já os pontos de Dinheiro são utilizados para comprar equipamentos que aumentam os atributos básicos da unidade. Tais equipamentos são extremamente variados. Entretanto, existem alocações mais eficientes que outras, que trazem uma vantagem maior contra o oponente à um custo menor de Dinheiro.

Enquanto a Experiência é ganha naturalmente, por participar das batalhas que ocorrem entre os *Champions* e as unidades controladas pelo computador, o Dinheiro só é ganho quando o jogador participa ativamente destes eventos. Tal capacidade para ganhar esta pontuação eficientemente diferencia os jogadores, tornando seus *Champions* mais fortes que os dos seus adversários, podendo até mesmo acarretar na morte de um *Champion* adversário.

Apesar de não ser permanente, a morte de um *Champion* trás várias consequências para o jogador e seu time. Em primeiro lugar, o *Champion* caído só poderá retornar ao campo de batalha após certo período de tempo. Tempo este em que ele não está juntando as pontuações de Experiência e Dinheiro, enquanto que seu oponente está. Em segundo lugar, os jogadores que conseguirem participar ativamente de uma batalha que resulta na morte de um *Champion* inimigo recebem um bônus nas pontuações de Experiência e Dinheiro. Esta participação se dá de duas formas: todos os jogadores que causaram dano ao *Champion* inimigo ganham um ponto de *Assist*, e o jogador que deu o golpe final que acarretou à morte do oponente ganha um ponto de *Kill*, ao invés de ganhar o ponto de *Assist* (a quantidade de dano é irrelevante no aspecto de quem leva o ponto de *Kill* - um *Champion* "X" pode causar 99% do dano a outro, mas se um aliado "Y" causar os últimos 1% de dano a este oponente, apenas ele ganha o ponto de *Kill*).

Tais condições podem gerar situações que rapidamente fogem de controle, como por exemplo, dois *Champions* adversários se enfrentam em força igual no começo do jogo, um deles é morto e o outro recebe as pontuações bônus, além disso, seu adversário fica um período sem poder garantir os pontos recebidos naturalmente. Ao se enfrentarem novamente, o *Champion* sobrevivente do primeiro confronto já terá uma vantagem pequena de força em relação a seu adversário, o que pode acarretar em uma segunda derrota seguida do *Champion* inimigo. Novamente ele recebe um bônus em suas pontuações e eventualmente a vantagem de força é tão significativa que o oponente já não tem chance alguma de ter sucesso em um confronto direto. Tal situação é conhecida como efeito "*Snowball*".

Para evitar o efeito “*Snowball*”, os jogadores devem não depender apenas das suas pontuações para realizar os confrontos, e, sim, de estratégias que permitam enfrentar os oponentes com uma vantagem. Seja através de um elemento surpresa, superioridade numérica ou uma correta alocação de pontos para que os *Champions* não tão fortes individualmente, mas, em equipe, se tornem muito mais eficientes. Pode-se ver, portanto, os resultados dos confrontos e, conseqüentemente, das partidas, são decididos pelos seguintes elementos:

- Alocação eficiente de Pontuação: Habilidades ganhas através de Experiência e Equipamentos adquiridos com Dinheiro.
- Estratégia: Táticas para o uso eficiente das habilidades, posicionamento e movimentação ótimos no campo de batalha, gerenciamento da informação sobre quais as estratégias dos oponentes.
- Habilidade intrínseca ao Jogador: Reflexos rápidos, avaliação eficiente das situações para tomada das decisões corretas, paciência, capacidade de manter seu nível de jogo sob pressão.

Entende-se, portanto, que a vitória em uma partida não está associada diretamente a um conjunto simples de variáveis de um jogador, mas, sim, a um sistema complexo baseado não só em variáveis concretas, como a pontuação dos jogadores, mas também em características incomensuráveis como a habilidade de um jogador. Entretanto, é possível realizar um processo de comparação entre os jogadores para determinar um ranking que permitiria ao sistema de *Match-making* formar partidas mais justas para ambos os lados.

### 3 Metodologia

Neste trabalho, foi utilizado um método não paramétrico para classificar um conjunto de unidades denominadas unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Units – DMU*), ordenando-as por suas eficiências na presença de múltiplos fatores de produção. Este método é conhecido como Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) (Charnes et al., 1996; Lins e Angulo-Meza, 2000).

O método teve origem no trabalho sobre a técnica de construção de fronteiras de produção e indicadores de eficiência relativa de Farrel (1957) e mais tarde foi generalizado por Charnes et al. (1978) para o uso de múltiplos insumos e produtos em uma produção de retornos constantes de escala (modelo CCR) e por Banker et al. (1984) para uma produção com retornos variáveis de escala (modelo BCC). A análise compara as DMUs, aferindo pesos a cada uma de suas variáveis, e em seguida calcula as eficiências de cada DMU, retornando ao final um valor representativo para a eficiência destas. Tradicionalmente, há duas possíveis orientações radiais para esses modelos: orientação a *inputs*, quando se procura minimizar os recursos mantendo inalterados os níveis de produção e orientação a *outputs*, o que implica no aumento da saída sem alterar as quantidades de insumos utilizados.

Seja no modelo CCR ou no BCC, os pesos destas razões são definidos com a única restrição de serem não negativos. Estes modelos admitem uma completa liberdade para determinação dos pesos, que, em alguns casos, conduzem a estimativas inadequadas de eficiência (Thanassoulis e Allen, 1998). Podem ocorrer casos em que são atribuídos pesos muito extremos, sejam pequenos demais ou grandes demais, para algumas variáveis, o que torna tendencioso o ranking de eficiência das DMUs. Lins e Angulo-Meza (2000) destacam que a flexibilidade nos pesos permite que as DMUs possam ter objetivos individuais e circunstâncias particulares, o que não condiz com o fato delas serem homogêneas na produção de mesmos *outputs*, utilizando mesmos *inputs*, variando apenas na quantidade de ambos. Além disso, em algumas situações, dispõe-se de informações significativas com respeito à importância dos insumos e dos produtos e sobre a relação entre as variáveis. Finalmente, os especialistas, com frequência, tem percepção *a priori* sobre DMUs eficientes e ineficientes.

Para resolver tal problema, utilizam-se algumas metodologias para restrições aos pesos, sejam elas diretas, por definição de regiões de segurança, através da restrição de *inputs* e *outputs* virtuais, ou até a simulação de restrições por DMUs artificiais. Também podem ser usadas técnicas de manipulação nas próprias variáveis, como foi o caso deste trabalho, no qual, para um

*output* considerado indesejado, foi realizada uma padronização que definisse a menor variável como maior valor, e a maior variável como o menor valor, de forma a resolver o problema.

### 3.1 Modelando o caso em estudo

O objetivo deste trabalho é a análise do sistema ELO. Para este fim, foi utilizado o método DEA para analisar a eficiência de uma amostra de jogadores, comparando-a às suas pontuações no sistema ELO, de forma a comparar os resultados obtidos em cada metodologia e identificar possíveis discrepâncias na metodologia atualmente utilizada.

Como meta adicional deste trabalho tem-se a construção de um sistema de classificação para participantes de MOBA's, baseado unicamente em seus resultados, nenhum *input* precisa ser considerado. Esta proposta de elaboração de um sistema de classificação alternativo é similar a outras já abordadas na literatura. Soares de Mello et al (2008, 2009) utilizaram DEA com *input* unitário para propor um sistema de classificação para os Jogos Olímpicos. Outras aplicações de DEA com *input* unitário podem ser encontradas em Gomes et al (2012), Gomes et al (2008), Souza e Souza (2007).

A metodologia DEA tem sua implementação dividida em três etapas (Roll et al., 1991):

- Definição e seleção das DMUs a serem analisadas
- Seleção de variáveis (*inputs* e *outputs*) relevantes e apropriadas para estabelecer a eficiência das DMUs selecionadas
- Seleção e aplicação dos modelos DEA

A escolha das DMUs e das variáveis a serem consideradas, deve ser, portanto, minuciosamente estudada, de forma a fazer com que os resultados da utilização do DEA sejam os mais leais à realidade o possível.

#### 3.1.1: Modelando o caso em estudo: DMUs e Variáveis

As DMUs utilizadas são provenientes de uma amostra de 64 jogadores já classificados pelo *Matchmaking*. Agregou-se uma amostra com 64 jogadores considerados como DMUs pelo modelo.

#### 3.1.2 Modelando o caso em estudo: Variáveis

Como o objetivo era a ordenação das DMUs pelos seus resultados, todas as variáveis foram consideradas como *outputs*, e a própria existência das DMUs foi considerada como *input* unitário, de forma a evitar inconsistências matemáticas (Lovell e Pastor, 1999). Tal aplicação das unidades constantes de *input* pode ser encontrada em Soares de Mello et al. (2007, 2009).

Como o propósito desse trabalho é classificar os jogadores que participam de e-sports, mais especificamente do *League of Legends*, considerando seus resultados, nenhum insumo precisa ser considerado. O insumo dos jogadores para a produção das ações no jogo é sua mera participação no jogo. Assim, o *input* a ser considerado é o número 1, que representa existência da DMU, evitando-se, dessa forma, as inconsistências matemáticas do modelo sem *inputs* (Lovell e Pastor, 1999). Um trabalho pioneiro que fez uso dessa abordagem para problemas com tais características foi o desenvolvido por Thompson et al. (1986).

O estudo considerou inicialmente as seguintes variáveis:

- Número de *Kills*
- Número de *Assists*
- Número de *Deaths*
- *Gold* Adquirido
- Número de Vitórias
- Número de Derrotas
- Pontuação ELO

Como os jogadores da amostra selecionada haviam participado de diferentes números de partidas, todas as variáveis foram padronizadas de acordo com o valor máximo de cada uma. As variáveis “Número de *Kills*” e “Número de *Assists*” foram somadas e se tornaram a variável

“Número de *Takedowns*”. A variável “Número de *Deaths*”, por ser considerada um *output* indesejável, foi padronizada de forma inversa, definindo como tendo maior valor o jogador que obteve o menor “Número de *Deaths*”. O “Número de Vitórias”, em conjunto com o “Número de Derrotas”, foi utilizado para formar a variável “Proporção de Vitórias”.

Para o modelo foram utilizadas, então, as seguintes variáveis:

- Número de *Takedowns*
- Número de *Deaths*
- *Gold* Adquirido
- Proporção de Vitórias

A pontuação ELO não foi considerada no modelo, sendo utilizada apenas comparativamente após os resultados do DEA terem sido encontrados.

### 3.2 Modelo DEA com *input* unitário

A Análise Envoltória avalia a relação entre os recursos (*inputs*) utilizados para a produção de insumos (*outputs*) de unidades produtivas, a fim de avaliar sua eficiência. Para a produção de *outputs* pressupõe-se o consumo de *inputs*, mas modelos que possuem apenas *inputs* ou apenas *outputs* não funcionam dentro desta mesma lógica. Lovell e Pastor (1999) discutem a não existência de modelos DEA orientados a *input* com *input* unitário, ou modelos orientados a *output* com *output* unitário. Soares de Mello et al (2008) argumenta que a construção deste tipo de modelos traria problemas matemáticos no modelo do envelope, o mesmo não ocorrendo no seu dual, o modelo dos multiplicadores, o que traduz uma incoerência. Todavia, o autor destaca a possibilidade de uso do modelo dos multiplicadores sem a designação ‘orientado a *inputs*’, pois nesse tipo de modelo, uma determinada DMU não eficiente, deve reduzir seu *input* para se tornar eficiente. Ora, como a formulação matemática impõe que todas as DMUs têm um *input* constante (igual para todas as DMUs e invariável) o modelo perderia o sentido, pois não se pode diminuir o *input* existente. O mesmo conceito é válido no caso de modelos com *output* constante ser orientado a *output*, pois da mesma forma uma DMU não pode aumentar seu *output* para se tornar eficiente.

Soares de Mello et al (2008), utilizando o Modelo dos Multiplicadores mostram que a maximização da soma ponderada dos *outputs*, com *input* unitário, não corresponde a uma orientação a *input*, pois, no modelo dual (Modelo do Envelope), o *input* deixa de ser variável e passa a ser constante, não fazendo sentido então dizer que o modelo é orientado a *input*.

Como descrito em Gomes Junior et al (2011) e em Lovell e Pastor (1999), a partir do modelo do envelope, não faz sentido utilizar modelos CCR ou BCC, sem *input* com orientação a *output*, assim como modelos sem *output*, com orientação a *input*. Nestes casos, DEA é incapaz de diferenciar unidades eficientes de unidades ineficientes. Mostram ainda que modelos com *input* ou *output* unitário apresentam os mesmos resultados nos modelos CCR e BCC.

Em (1), apresenta-se o modelo DEA CCR – Modelo dos Multiplicadores, com *input* constante.

$$\begin{aligned}
 \text{Max } h_0 &= \sum_{j=1}^m u_{j,0} \cdot y_{j,0} \\
 \text{sujeito a } v_0 x_0 &= 1 \\
 \sum_{j=1}^m u_{j,k} \cdot y_{j,k} - v_0 x_0 &\leq 0 & k = 1, 2, \dots, n \\
 v_0, u_{j,k} &\geq 0 & i = 1, 2, \dots, m
 \end{aligned} \tag{1}$$

Onde  $u_{jk}$  é o peso do *output*  $j$  da DMU  $k$ ;  $v_0$  é o peso do *input*;  $x_0$  é o *input*;  $y_{ik}$  é o *output*  $i$  da DMU  $k$ ; e  $m$  e  $n$  são, respectivamente, o número de *outputs* e de DMUs.

O dual do Modelo dos Multiplicadores (Modelo do Envelope) é apresentado em (2). Este dual corresponde a uma redução de *inputs*. Entretanto, como o *input* é constante, não faz sentido reduzi-lo.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } h_0 \\
 & \text{sujeito a } h_0 x_0 \geq \sum_{j=1}^m \lambda_j x_j \\
 & \quad y_{1,0} \leq \sum_{j=1}^m \lambda_j y_{1,m} \\
 & \quad \dots \\
 & \quad y_{n,0} \leq \sum_{j=1}^m \lambda_j y_{n,m} \\
 & \quad \lambda_j \geq 0
 \end{aligned} \tag{2}$$

É a primeira restrição em (1) que confere a interpretação de orientação a *inputs* no modelo. No entanto, como já mencionado, esta argumentação apresenta uma controvérsia, pois, em (2) o *input* é considerado variável e em (1) é tratado como constante.

A validação deste modelo, apresentada por Soares de Mello (2007) considera o *input* constante desde o começo, no modelo primal (Modelo dos Multiplicadores), mantendo-o constante no modelo dual (Modelo do Envelope).

Em (3) é apresentado o Modelo dos Multiplicadores, considerando o *input* constante e igual à 1.

$$\begin{aligned}
 & \text{Max } \sum_{j=1}^m u_{j,0} y_{j,0} \\
 & \text{sujeito a } \sum_{j=1}^m u_{j,0} y_{j,k} \leq 1 \quad k = 1, 2, \dots, n \\
 & \quad u_{i,k} \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m
 \end{aligned} \tag{3}$$

Assim, pode-se concluir que modelos DEA de *input* unitário e maximização do *output* virtual não têm nenhuma contradição. Todavia, não devem ser denominados “orientados a *inputs*”. Este modelo foi também utilizado por Caporaletti et al (1999). Soares de Mello *et al.* (2007) utilizaram modelos DEA com *input* unitário e restrições aos pesos para a geração de ranking para as Olimpíadas de Atenas em 2004, sendo apresentado em Soares de Mello *et al.* (2008) um avanço deste trabalho, que incorpora o método de avaliação cruzada ao modelo DEA com *input* unitário para a geração de *ranking* olímpico.

#### 4 Aplicação

O objetivo deste trabalho é a análise do sistema ELO. Para este fim, foi utilizado o método DEA para avaliar a eficiência de uma amostra de jogadores, que foi comparada às suas pontuações do sistema ELO, de forma a verificar a existência de eventuais discrepâncias entre as duas metodologias.

Dado a necessidade do uso deste *input* unitário, utilizou-se o modelo DEA de retornos constantes de escala (DEA CCR) (Charnes et al., 1978). Entretanto, é importante notar que a

escolha entre os modelos BCC e CCR é, neste caso, indiferente, já que Lovell e Pastor (1999) provaram que, para modelos, com *input* constante, os modelos BCC e CCR são equivalentes.

A experiência empírica do autor indica uma relação entre os pares de variável “*Takedowns* vs. *Deaths*”, segundo a qual uma “*Takedown*” vale por 3 “*Deaths*”. Assim, para melhorar a eficiência dos resultados e reduzir o problema da flexibilidade na definição dos pesos pelo DEA, implementou-se esta restrição de peso no modelo do estudo. Utilizou-se o *software* SIAD (Angulo-Meza et al, 2005) para efetuar a modelagem e resolver o problema.

A figura 1 exibe os resultados atingidos pelo *software*, que foram devidamente exportados para a tabela 1.

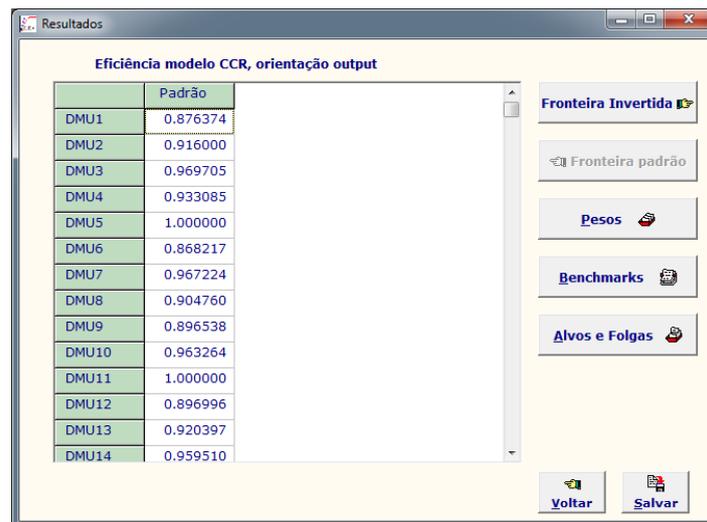


Figura 1 - Resultados no SIAD

A tabela 1 apresenta uma listagem com parte dos resultados obtidos no estudo, ordenados de acordo com a eficiência DEA. Para efeito de comparação, o ELO de cada DMU foi exibido ao na última coluna.

Tabela 1 – Resultados

DMU	Takedowns	Deaths	Gold	Win%	Eficiência	ELO
5	15.54	0.22	11412	0.56	1.00	1644
11	11.84	0.35	9965	0.66	1.00	2498
44	13.55	0.24	11238	0.51	0.99	1250
30	14.47	0.19	11277	0.52	0.98	1383
3	12.22	0.33	9993	0.60	0.97	1616
10	11.68	0.25	10224	0.59	0.95	2627
14	12.53	0.28	9659	0.61	0.94	1901
24	12.52	0.21	10753	0.53	0.94	2333
63	12.17	0.30	10260	0.52	0.93	1653
2	11.24	0.29	10015	0.54	0.92	2061
60	11.81	0.21	10522	0.52	0.92	1495
25	11.82	0.25	10127	0.53	0.92	2340
52	10.48	0.34	9752	0.53	0.92	1907
8	11.94	0.25	10325	0.50	0.92	1255

<b>38</b>	13.42	0.21	10382	0.51	0.92	1441
<b>33</b>	11.62	0.26	9951	0.54	0.91	2326
...	...	...	...	...	...	...
<b>32</b>	8.36	0.14	9404	0.51	0.83	1534
<b>31</b>	14.28	0.23	8735	0.51	0.83	1308
<b>39</b>	9.81	0.14	9408	0.50	0.83	1236

Enquanto alguns jogadores de ELO elevado são comprovadamente habilidosos, mesmo no novo modelo, pode-se notar, pela análise da Tabela 1, que alguns jogadores classificados como eficientes pela ferramenta DEA (eficiência mais próxima de 1) possuem um ELO menor do que os demais. Isto ocorre por eles possuírem valores altos em algumas (ou todas) as variáveis do modelo.

Pode-se ver, por exemplo, o caso da DMU 10, que, apesar de ser considerado um dos melhores jogadores do mundo, e ter o ELO mais alto de toda a base de dados, não foi classificado como tendo uma eficiência máxima pelo DEA. Isto se deve ao fato de que, apesar de algumas de suas variáveis não serem tão altas individualmente quanto as de outros jogadores, existem diversos outros fatores abstratos que não são contemplados na modelagem, como habilidade intrínseca, *teamwork*, entre outros.

Por outro lado tem-se a DMU 32 que apesar de ter um ELO razoável, recebeu uma medida de eficiência muito baixa pelo DEA, o que pode ser explicado pelo fato de suas variáveis terem valores muito abaixo do das outros DMUs. Este jogador pode, por exemplo, ter chegado a este ELO através de um time muito mais habilidoso do que ele, e que tenha vencido várias partidas seguidas, colocando-o em uma posição do ranking ELO onde ele suas habilidades estão superestimadas. Isto gera um problema no qual este jogador precisa enfrentar jogadores muito mais habilidosos individualmente do que ele, fazendo com que suas variáveis fiquem cada vez piores em termos de eficiência.

O caso contrário pode ser observado nas DMUs 5, 30 e 44, por exemplo. Estes jogadores possuem excelentes valores em suas variáveis, principalmente em TD e Gold, as consideradas mais importantes pela modelagem. Entretanto, como suas proporções de vitórias não são tão altas, eles acabaram em posições inferiores de ELO. Estes jogadores estão, portanto, sendo subestimados pelo *matchmaking*, e são colocados em partidas contra oponentes muito menos habilidosos individualmente que eles, aumentando a eficiência de suas variáveis na modelagem a cada partida com muito mais facilidade.

## 5. Conclusões

Apesar de terem sido efetuadas restrições aos pesos, de modo a manter a modelagem o mais próxima da realidade possível, há certa limitação do DEA para com esse aspecto, podendo o sistema ter negligenciado certas variáveis importantes em detrimento de outras não tão relevantes. Este problema, entretanto, é passível de correção através do método de avaliação cruzada (Sexton et al., 1986), na qual seriam utilizados pesos médios ao invés de eficiências médias para os cálculos com as DMUs. Porém, como os efeitos deste problema não foram tão influentes nos resultados deste trabalho, optou-se por deixar a avaliação cruzada como uma oportunidade para trabalhos futuros.

Observando-se as classificações obtidas pela modelagem DEA, pode-se evidenciar como alguns jogadores com o ELO maior estão posicionados acima de onde deveriam estar. Apesar de possuírem uma razão maior de vitórias contra derrotas, seus indicadores mais detalhados mostram que sua habilidade é inferior a seus pares de mesmo ELO. Evidencia-se, portanto, a fragilidade do sistema ELO em determinar e classificar a habilidade de jogadores, prejudicando assim, o processo de *matchmaking* do *e-sport*.

É preciso ressaltar o fato de que a modelagem DEA dificilmente poderá substituir o modelo ELO na prática, pois apesar de terem sido comprovadas ineficiências no ranking, o

modelo ELO mostrou-se relativamente correto, mantendo boa parte dos jogadores em posições “justas”. Por outro lado, esta análise permitiu tornar clara a necessidade de uma leve alteração no sistema ELO de modo a diminuir as discrepâncias entre as posições incorretas dos jogadores.

Uma consideração importante, no entanto, é que o sistema ELO tem um custo computacional baixo, podendo ser facilmente recalculado a cada partida, pois as pontuações afetadas são apenas dos jogadores que participaram daquela partida, enquanto que o modelo DEA precisa recalcular toda a base de jogadores a cada partida, o que é completamente inviável, dado que tais bases podem chegar a ter dezenas de milhões de jogadores, com milhões de partidas realizadas por dia (JOYSTIQ, 2011 a, b).

## Referências

- Alteredgamer.** (17 de abril de 2012). Multiplayer Online Battle arenas Explained . Acesso em: 20 de junho de 2012. Disponível em: <http://www.alteredgamer.com/pc-gaming/43646-multiplayer-online-battle-arenas-and-dota-explained/>.
- Angulo-Meza, L., Biondi Neto, L., Soares de Mello, J. C. e Gomes, E. G.** (2005), ISYDS – Integrated System for Decision Support (SIAD Sistema Integrado de Apoio à Decisão): A Software Package for Data Envelopment Analysis Model. *Pesquisa Operacional*, 25, 3, 493–503.
- Banker, R. D., Charnes, S. A. e Cooper, W.** (1984), Some models for Estimating Technical and scale inefficiencies in DEA, *Management Science*, 30, 9, 1078-1109.
- Businessinsider.** (14 de novembro de 2010). The digital 100: The world’s most valuable startups. Acesso em: 16 de junho de 2012. Disponível em: <http://www.businessinsider.com/digital-100#51-riot-games-51>.
- Caporaletti, L., Dulá, J.H. e Womer, N. K.** (1999), Performance evaluation based on multiple attributes with nonparametric frontiers. *Omega*, 27, 6, 637–645.
- Charnes, A., Cooper, W.W., Lewin, A.Y. e Seiford, L.M.** ,*Data Envelopment Analysis: theory, methodology and applications*, Norvell: Kluwer Academic Press, 2 ed., 1996.
- Charnes, A., Cooper, W. ,W. e Rhodes, E.** (1978), Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Digitaltrends.** (agosto 2011). League of Legends boasts \$5 million prize pool for Season Two. Acesso em 16 de junho de 2012. Disponível em: <http://www.digitaltrends.com/gaming/league-of-legends-flaunts-5-million-prize-pool/>.
- Eurogamer** (16 de agosto de 2011). The story of DOTA. Acesso em 11 de junho de 2012. Disponível em: <http://www.eurogamer.net/articles/2011-08-16-the-story-of-dota-article>.
- Farrel, M. J.** (1957), The Measure of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*. Series A, CXX, Part 3, 253-290.
- Gomes, E. G., Souza, G. S. e Vivaldi, L. J.** (2008), Two-stage inference in experimental design using DEA: an application to intercropping and evidence from randomization theory. *Pesquisa Operacional*, 28, 2, 339-354.
- Gomes Junior, S. F., Chaves, M.C.C, Lacerda, F. G., Soares de Mello, J.C., Sant’anna, A. P.** (2011), Uso de métodos baseado em DEA e multicritério para avaliação de resultados em competições esportivas: o caso dos jogos PAN-Americanos de 2007. *Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento*, 3, 3, 173-185.
- Gomes, E. G., Abreu, U. G. A., Soares de Mello, J.C., Carvalho, T. B. e Zen, S.** (2012), Unitary input DEA model to identify beef cattle production systems typologies. *Pesquisa Operacional*, 32, 2, 389-406.
- Joystiq** (26 de julho de 2011, a). League of Legends surpass 15M registered plays, 1.4 play daily. Acesso: 13 de junho de 2012. Disponível em: <http://www.joystiq.com/2011/07/26/league-of-legends-surpasses-15m-registered-players-1-4m-play-da/>>

**Joystiq** (25 de outubro de 2012,b). Blizzard DOTA, coming soon to a new platform called Blizzard Arcade 25. Acesso: 16 de junho de 2012. Disponível em: <<http://www.joystiq.com/2011/10/25/blizzard-dota-coming-soon-to-a-new-platform-called-blizzard-arc/>>

**Lins, M. P. E. e Angulo-Meza, L.** *Análise Envoltória de Dados e perspectivas de integração no ambiente de Apoio à Decisão*, Rio de Janeiro: Editora da COPPE/UFRJ, 2000.

**Lovell, C. A. K. e Pastor, J. T.** (1999), Radial DEA models without inputs or without outputs, *European Journal of Operational Research*, 118 (1), 46-51.

**Roll, Y., Cook, W. e Golany, B.** (1991), Controlling Factor weights in DEA. *IEEE Transactions*, 23, 2-9.

**Sexton, T. R., Silkman, R. H. e Logan, A. J.** (1986), *Data envelopment analysis: critique and extensions. Measuring Efficiency: An Assessment of Data Envelopment Analysis* (H. Silkman ed.). San Francisco, CA: Jossey-Bass, pp. 73–105.

**Soares de Mello, J. C. C. B.; Angulo-Meza, L.; Branco da Silva, B. P.** (2007), A ranking for the Olympic Games with unitary input DEA models. *IMA Conference on Mathematical Modeling in Sport – IMA SPORT 2007*, Manchester, UK.

**Soares de Mello, J. C. C. B.; Gomes, E. G.; Angulo Meza, L.; Biondi Neto, L.** (2008), Cross evaluation using weight restriction in unitary input DEA models: Theoretical aspects and application to Olympic Games ranking. *WSEAS Transactions on Systems*, 7, (1), pp. 31-39.

**Soares de Mello, J. C., Angulo-Meza, L. e Branco da Silva, B. P.** (2009), A ranking for the Olympic Games with unitary input DEA models. *IMA Journal of Management Mathematics*, 20, 2, 201–211.

**Thompson, R.G., Singleton Junior, F.D., Thrall, M., Smith, A.** (1986), Comparative evaluation for location a high-energy physics lab in Texas. *Interfaces*, 16, 35-49.

**Souza, W. F. S. e Souza, G.S.** (2007), Infra-estrutura portuária nacional de apoio ao comércio exterior: hierarquização das unidades portuárias, *Engevista*, 9, 1, 4–13.

**Thanassoulis, E. e Allen, R.** (1998), Simulating Weights Restrictions in Data Envelopment Analysis by Means of Unobserved DMUs, *Management Science*, 44, 4, 586-594.